

基于最大差值的二维边界 Fisher 的人脸识别

卢桂馥^{1,2} 林 忠¹ 金 忠¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹

(安徽工程科技学院计算机科学与工程系 芜湖 241000)²

摘 要 提出了一种基于最大差值的二维边界 Fisher 的鉴别分析方法。该方法利用描述类间数据可分性的相似度矩阵 S^b 与描述类内数据紧致性的相似度矩阵 S^c 之差作为鉴别准则,从而避免了边界 Fisher 鉴别分析所遇到的小样本问题。所提方法是直接基于图像矩阵的,与以往的基于图像向量的方法相比,进一步提高了识别的正确率。另外,还揭示了基于最大差值的边界 Fisher 鉴别方法和边界 Fisher 鉴别的内在关系。在 ORL 和 Yale 人脸数据库上的实验表明,所提方法具有较高的识别率。

关键词 人脸识别,边界 Fisher,二维差值边界 Fisher,图像矩阵

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Face Recognition Based on Two-dimensional Maximum Difference Marginal Fisher Analysis

LU Gui-fu^{1,2} LIN Zhong¹ JIN Zhong¹

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹

(Department of Computer Science and Engineering, Anhui University of Technology and Science, Wuhu 241000, China)²

Abstract A novel two-dimensional maximum difference marginal Fisher discriminant analysis (2DMDMFA) was proposed for face recognition. The algorithm adopts the difference of similarity matrix S^b which characterizes the interclass separability and similarity matrix S^c which characterizes the intraclass compactness as discriminant criterion. In such a way, the small sample size problem occurred in marginal Fisher analysis (MFA) is avoided. In addition, the construction of S^b and S^c is directly based on original training image matrices rather vectors. It is not necessary to convert the image matrix into high-dimensional image vector like those previous methods so that the recognition rate is raised. Besides, the relations between the maximum difference marginal Fisher analysis discriminant criterion and marginal Fisher analysis discriminant criterion for feature extraction were revealed. Experimental results on ORL and Yale face database show that the algorithm outperforms the traditional methods in recognition performance.

Keywords Face recognition, Marginal Fisher analysis (MFA), Two-dimensional maximum difference marginal Fisher discriminant analysis (2DMDMFA), Image matrix

1 引言

基于 Fisher 准则函数的线性鉴别分析(LDA)^[1,2]所抽取的特征具有良好的可分性,该方法目前已被公认为是模式识别中最好的代数特征抽取方法之一。近年来, Fisher 线性鉴别分析在模式识别领域得到了广泛的应用和扩展^[3,4],但其仍有如下两个缺陷:(1) Fisher 线性鉴别分析的最优性是建立在数据是高斯分布这一假设的基础上的,而在现实世界中这一假设往往是不成立的。当数据不是高斯分布时,不同类之间的可分性不能很好地用类间散度来描述^[5];(2)小样本问题,特别是在人脸识别这样的高维小样本问题中,往往会造成类内散布矩阵奇异而无法直接求解最优投影轴,即此时的 Fisher 鉴别准则是“病态的”。

针对 Fisher 线性鉴别分析的第一个问题,文献^[5,6]中

利用图嵌入框架,提出了一种边界 Fisher (Marginal Fisher Analysis, MFA) 鉴别分析,其基本思想是通过构造类内紧致图 G^c 来描述类内数据的紧致性,构造类间可分图 G^b 来描述类间数据的可分性,通过构造边界 Fisher 准则,使得降维后低维空间中的同类样本靠近,不同类的样本互相远离。但是 MFA 方法同 LDA 方法一样存在小样本问题。

为了避免 LDA 中类内散布矩阵的奇异性问题,文献^[7,8]提出了一种散度差鉴别准则,与 Fisher 鉴别准则不同的是,它是利用类间散度与类内散度之差作为分类器准则和线性鉴别分析准则,这样,从理论上根本消除了 Fisher 鉴别准则中存在的因类内散布矩阵奇异而无法求解的问题。此外,现有的鉴别分析方法在处理人脸等图像识别问题时,总是先将图像矩阵转化为图像向量,然后以该图像向量作为原始特征进行线性鉴别分析。图像矢量的维数一般较高,因此在进

到稿日期:2009-09-02 返修日期:2009-11-20 本文受国家自然科学基金(No. 60873151),国家 863 计划项目(No. 2006AA01Z119)资助。

卢桂馥(1976-),男,博士生,讲师,主要研究方向为人工智能、模式识别, E-mail: luguifu_jsj@163.com; 林 忠(1983-),男,博士生,主要研究方向为模式识别、数字图像处理; 金 忠(1961-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉。

行鉴别分析时不仅会耗费大量计算时间,也会造成计算最优鉴别矢量集的困难。为此,杨健等^[9,10]提出了直接基于图像矩阵的图像投影鉴别分析方法,这不仅提高了人脸图像识别的正确率,也提高了特征抽取的速度。

借助以上文献的思想,本文提出了一种新的基于最大差值 MFA 的图像投影鉴别分析方法(2DMDMFA),即以图像矩阵形式的类间可分图和类内紧致图之差作为目标函数。该方法不需要假设数据为正态分布,解决了 LDA 和 MFA 中存在的奇异性问题,并且由于基于图像矩阵进行计算,进一步提高了分类性能。仿真实验表明本文方法不但是有效的,而且适应性更强。

2 MFA 和差值 MFA 最佳鉴别矢量分析

2.1 MFA 最佳鉴别矢量分析

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^{m \times n}$ 为训练样本集, $G = \{X, S\}$ 为无向有权图,每个样本点 x_i 为图中的一个顶点, S 为相似度矩阵, S_{ij} 表示样本 i 和 j 的相似度。一个图的拉普拉斯矩阵 L 和对角矩阵 D 定义为:

$$L = D - W, D_i = \sum_j W_{ij}, \forall i \quad (1)$$

MFA 通过构造类内紧致图 G^c 来描述类内数据的紧致性,构造类间可分图 G^p 来描述类间数据的可分性。在 G^c 中,相似度矩阵 S^c 的定义为:

$$S^c = \sum_{i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i)} \|w^T x_i - w^T x_j\|^2 = 2w^T X (D^c - W^c) X^T w \quad (2)$$

式中, $W_{ij}^c = \begin{cases} 1, & \text{if } i \in N_{k_1}^+(j) \text{ or } j \in N_{k_1}^+(i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$, $N_{k_1}^+(i)$ 表示第 i 个样本的 k_1 个最近邻。在 G^p 中,相似度矩阵 S^p 的定义为:

$$S^p = \sum_{(i,j) \in P_{k_2}(C_i) \text{ or } (i,j) \in P_{k_2}(C_j)} \|w^T x_i - w^T x_j\|^2 = 2w^T X (D^p - W^p) X^T w \quad (3)$$

式中, $W_{ij}^p = \begin{cases} 1, & \text{if } (i,j) \in P_{k_2}(C_i) \text{ or } (i,j) \in P_{k_2}(C_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$, $P_{k_2}(C)$

是不同类的 k_2 个最近邻样本。

其代价函数定义为:

$$w^* = \arg \max_w \frac{w^T X (D^p - W^p) X^T w}{w^T X (D^c - W^c) X^T w} \quad (4)$$

$$X (D^p - W^p) X^T w = \lambda X (D^c - W^c) X^T w \quad (5)$$

式(4)的解为式(5)的最大特征值所对应的特征向量,求解此式的特征向量需求解 $(X(D^c - W^c)X^T)^{-1}$ 。

2.2 差值 MFA 最佳鉴别分析

差值 MFA 准则函数定义为:

$$J(w) = w^T ((X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w) \quad (6)$$

式中, w 为单位矢量, c 为正常数。使函数 $J(w)$ 达到最大值的矢量 w^* 为最佳鉴别矢量。

定理 1 设 $J(w) = w^T ((X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w)$, 则使 $J(w)$ 达到最大值的单位矢量即为 $X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T$ 的最大特征值对应的单位特征矢量。

证明: 求解使 $J(w)$ 达到最大值的单位矢量相当于求解下列问题:

$$\begin{aligned} \max_w J(w) &= w^T ((X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w) \\ &= \max_w \frac{w^T ((X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w)}{w^T w} \quad (7) \end{aligned}$$

根据 Rayleigh 商的极值性质, w 为 $X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T$ 的最大特征值对应的单位特征矢量。

一般来说,在样本类别数较多的情况下,单一的最优投影方向是不够的,我们希望寻找一组极大化准则函数式 $J(w)$ 的最优投影轴 w_1, w_2, \dots, w_k 。很容易从定理 1 得到下面的推论。

推论 1 设 $J(w) = w^T ((X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w)$, 则最大化 $J(w)$ 的一组最优鉴别矢量 w_1, w_2, \dots, w_k 一般取为特征方程 $(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w = \lambda w$ 的 k 个最大特征值所对应的特征向量。即 w_1, w_2, \dots, w_k 满足以下条件:

$$(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w_j = \lambda w_j, j=1, \dots, k \quad (8)$$

这样我们就能够得到一个与较大特征值对应的一组最优投影轴构成的投影矩阵 $W = [w_1, w_2, \dots, w_k]$, 从而进行特征抽取。

由上面可以看出,寻找最佳鉴别矢量 w_1, w_2, \dots, w_k 时,避免了直接计算 $(X(D^c - W^c)X^T)^{-1}$, 从而解决了 $X(D^c - W^c)X^T$ 奇异性带来的困扰,同时也使计算的复杂度大大降低。

2.3 MFA 和差值 MFA 最佳鉴别矢量集之间的关系

如果在差值 MFA 准则下,求解最佳鉴别矢量 w_1, w_2, \dots, w_k 时加上附加条件, $w^T X (D^c - W^c) X^T w_i = 1 (i=1, 2, \dots, k)$, 那么有如下定理。

定理 2 在 $w^T X (D^c - W^c) X^T w_i = 1 (i=1, 2, \dots, k)$ 条件下,差值 MFA 同原始 MFA 等价。

证明: 构造拉格朗日辅助函数:

$$L(w, \lambda) = \sum_{r=1}^k w_r^T (X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w_r - \lambda_r (w_r^T X (D^c - W^c) X^T w_r - 1) \quad (9)$$

函数 $L(w, \lambda)$ 对 w_r 求偏导数,并令其偏导数为 0。

$$\frac{\partial L}{\partial w_r} = 2(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w_r - 2\lambda_r X (D^c - W^c) X^T w_r = 0 \quad (10)$$

$$(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w_r = \lambda_r X (D^c - W^c) X^T w_r \quad (11)$$

式(11)说明 λ_r 为 $(X(D^c - W^c)X^T)^{-1}(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)$ 的特征值,而 w_r 为其相应的特征向量。式(11)左乘 w_r^T , 得:

$$\begin{aligned} w_r^T (X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w_r &= \lambda_r w_r^T X (D^c - W^c) X^T w_r \\ &= \lambda_r \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} J(W) &= \max \sum_{r=1}^k w_r^T (X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w_r \\ &= \sum_{r=1}^k \lambda_k \end{aligned} \quad (13)$$

则在 $w^T X (D^p - W^p) X^T w = 1$ 条件下差值 MFA 最佳鉴别矢量 w_1, w_2, \dots, w_k 是由特征方程

$$(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w = \lambda X (D^c - W^c) X^T w$$

的前 k 个最大特征值所对应的特征向量构成的。

而广义特征方程:

$$(X(D^p - W^p)X^T - cX(D^c - W^c)X^T)w = \lambda X (D^c - W^c) X^T w$$

$$X(D^p - W^p)X^T w = (\lambda + c)X(D^c - W^c)X^T w \quad (14)$$

若令 $\mu = \lambda + c$, 则式(14)可变为:

$$X(D^p - W^p)X^T w = \mu X(D^c - W^c)X^T w \quad (15)$$

则式(15)和式(5)是一样的,即在 $w^T X(D^c - W^c)X^T w = 1$ 条件下,差值 MFA 的最佳鉴别矢量集 w_1, w_2, \dots, w_k 就是原始 MFA 的最佳鉴别矢量集,也就是说两者等价,这也说明原始 MFA 是差值 MFA 的一种特殊情况。

3 二维差值 MFA 鉴别分析

3.1 基本思想与理论

设 $\{X_i \in R^{m \times n}, i=1, \dots, N\}$ 为训练样本集,训练样本的低维表示为 $Y_i = X_i V$,其中 $V \in R^{n \times k}$ 为待求的投影矩阵, k 为投影后的维数。则式(2)和式(3)变为:

$$\tilde{S}^c = \sum_i \sum_{j \in N_{k1}^+(i) \text{ or } j \in N_{k1}^-(i)} \|X_i V - X_j V\|_F^2 = \sum_i \sum_j \|X_i V - X_j V\|_F^2 S_{ij}^c \quad (16)$$

$$\tilde{S}^p = \sum_i \sum_{(i,j) \in P_{k2}(C_i) \text{ or } (i,j) \in P_{k2}(C_j)} \|X_i V - X_j V\|_F^2 = \sum_i \sum_j \|X_i V - X_j V\|_F^2 S_{ij}^p \quad (17)$$

二维差值 MFA 鉴别分析的目标函数就是求最优的 V ,使式(18)最大,即:

$$J(V) = \tilde{S}^p - \alpha \tilde{S}^c = \sum_i \sum_j \|X_i V - X_j V\|_F^2 S_{ij}^p - \alpha \sum_i \sum_j \|X_i V - X_j V\|_F^2 S_{ij}^c \quad (18)$$

式中, α 为一正常数,由于 $tr(A^T A) = \|A\|_F^2$,式(16)可改写为:

$$\begin{aligned} \tilde{S}^c &= \sum_i \sum_j tr((X_i V - X_j V)^T (X_i V - X_j V)) S_{ij}^c = tr \sum_i \sum_j (V^T (X_i - X_j)^T (X_i - X_j) V) S_{ij}^c \\ &= tr(V^T S^c V) \end{aligned} \quad (19)$$

式中, $S^c = \sum_i \sum_j (X_i - X_j)^T (X_i - X_j) S_{ij}^c$,类似地,式(17)可改写为:

$$\tilde{S}^p = tr(V^T S^p V) \quad (20)$$

式中, $S^p = \sum_i \sum_j (X_i - X_j)^T (X_i - X_j) S_{ij}^p$,则求使式(18)最大的 V 可通过求解特征方程 $(S^p - \alpha S^c)v_i = \lambda_i v_i$ 得出。 $\lambda_i (i=1, \dots, k)$ 为矩阵 $(S^p - \alpha S^c)$ 最大的 k 个特征值, $v_i (i=1, \dots, k)$ 为 k 个最大特征值对应的特征向量。

3.2 特征提取与分类

在得到 k 个最优鉴别矢量 v_1, v_2, \dots, v_k 后,将所有的样本模式投影到这 k 个鉴别矢量构成的子空间商,得到每个图像样本的特征矩阵,然后,使用最近邻分类器进行分类。两个任意特征矩阵 $Y_i = X_i V$ 和 $Y_j = X_j V$ 之间的距离定义为:

$$d(Y_i - Y_j) = \|Y_i - Y_j\|_F \quad (21)$$

设所有训练样本的特征矩阵为 Y_1, Y_2, \dots, Y_N ,对于一给定的测试样本 Y ,如果 $d(Y, Y_k) = \min_k d(Y, Y_k)$,并且 $Y_k \in \omega_l$,则将测试样本判为第 l 类。

4 仿真实验及分析

4.1 在 ORL 人脸数据库上的实验

ORL 标准人脸库由 40 人,每人 10 幅图像组成,其中有些图像是拍摄于不同时期的,人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化,比如笑或不笑、眼睛或睁或闭、戴或不戴眼镜;人脸姿态也有相当程度的变化,深度旋转和平面旋转可达 20° ;人脸的尺度也有多达 10% 的变化。实验中,图像被处理成 32×32 维的形式,训练样本数为 2,剩余的样本作为测试

样本,参数 α 为 0.5。得到的识别结果如表 1 和图 1 所示。

表 1 在 ORL 人脸库中不同方法的最优识别率对比

方法	PCA	LDA	MFA	2DMDMFA
识别率	0.6813	0.7500	0.7238	0.8219

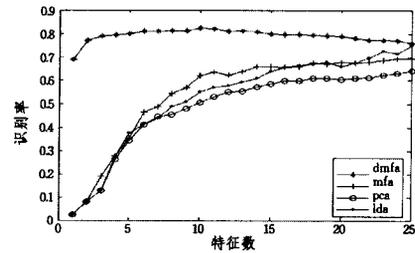


图 1 在 ORL 人脸库上识别性能的比较

4.2 在 Yale 人脸数据库上的实验

Yale 人脸库包括 15 个人的 165 幅灰度人脸图像。每个人由 11 幅照片构成。这些照片在不同的表情和光照等条件下拍摄。实验中,图像被处理成 32×32 维的形式,训练样本数为 2,剩余的样本作为测试样本,参数 α 为 0.06。得到的识别结果如表 2 和图 2 所示。

表 2 在 Yale 人脸库中不同方法的最优识别率对比

方法	PCA	LDA	MFA	2DMDMFA
识别率	0.5333	0.5185	0.5037	0.6444

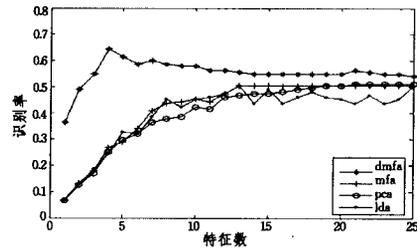


图 2 在 Yale 人脸库上识别性能比较

从上述实验结果可以看出,本文提出的 2D-DMFA 方法较 PCA, LDA 和 MFA 的识别率有了较大改善。在相同训练集的情况下,2D-DMFA 取得了最优的识别率。

结束语 本文提出了一种基于最大差值的二维边界 Fisher 的鉴别分析方法,并进行了相关的理论分析和证明。仿真实验表明,本文方法具有较高的识别率。

参考文献

- [1] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification (second edition)[M]. New York: John Wiley & Sons, 2000
- [2] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720
- [3] Liu C J, Wechsler H. Robust coding schemes for indexing and retrieval from large face databases [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2000, 9(1): 132-137
- [4] 金忠, 杨静宇, 陆建峰. 一种具有统计不相关的最优鉴别向量集 [J]. 计算机学报, 1999, 22(10): 1105-1108
- [5] Yan S, Xu D, Zhang B, et al. Graph embedding and extensions: A general framework for dimensionality reduction [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(1): 40-51

(下转第 264 页)



图8 ORL中一个人的10幅图像

表3 ORL上的4种算法识别率(%)的实验结果

训练样本个数	3	4	5	6
LBP	86.93	91.08	94.10	96.00
CS-LBP	88.90	91.07	94.40	96.00
MFGC+CS-LBP	88.36	91.79	93.50	94.69
MOGC+CS-LBP	90.32	93.54	95.65	97.00

表3显示:(1)在不同训练样本下,CS-LBP算法相比LBP算法以提取更少的特征获得了相当的识别率;(2)MFGC+CS-LBP算法较LBP,CS-LBP算法,获得了相近的识别率;(3)从整个表3可以看出,MOGC+CS-LBP算法取得了最好的识别率。

4.4 FERET人脸库上的实验结果

从FERET标准人脸库中选取120个人,每人选取6幅图像,共720幅人脸图像。每人所选取的图像包含有人脸的表情、光照及年龄的变化。图9是从FERET标准人脸库中选取的一个人的6幅图像。



图9 从FERET中选取一个人的6幅图像

在实验中,分别随机选取每个人的2,3,4幅图像作为训练样本,余下的图像作为测试样本。重复10次实验,结果取10次实验的平均值。上述4种算法的实验对比结果如表4所列。

表4 FERET上4种算法识别率(%)的实验结果

训练样本个数	2	3	4
LBP	82.79	88.86	92.33
CS-LBP	82.21	89.00	91.79
MFGC+CS-LBP	85.86	90.03	92.00
MOGC+CS-LBP	87.37	91.42	93.00

表4显示:(1)CS-LBP算法较LBP算法取得了相近的识别率;(2)较LBP,CS-LBP两种算法,基于MOGC和MFGC

结合CS-LBP的算法取得了较好的识别率;(3)而MOGC+CS-LBP算法仍取得了最高识别率。

综上实验对比分析表明:(1)CS-LBP算法较LBP算法取得了相近的识别率,但CS-LBP提取的特征更少,训练和测试样本时间更短;(2)相比LBP和CS-LBP算法,MFGC+CS-LBP算法识别性能不是很稳定,可能由于MFGC特征图像太少或者Gabor滤波图像叠加的方式不是很合理,引入了图像噪声;(3)MOGC+CS-LBP算法相比其它3种算法取得了最好的识别率,提高了识别率的精度。由此可见,结合多通道Gabor滤波所提取的特征对人脸表情、轻微的姿态偏转、光照、遮挡等变化因素具有很好的鲁棒性,能够提高识别率精度。

结束语 本文将CS-LBP算法用于人脸图像的特征提取,极大地减少了LBP算法所提取特征的维数,并且将其与多通道Gabor滤波结合,以提取更鲁棒的人脸特征。在Yale,ORL和FERET标准人脸库上的实验表明,相对于LBP,CS-LBP算法在特征较少、训练和测试样本所需时间更短的情况下取得了相当的识别率。而且基于多通道Gabor滤波的CS-LBP算法,即MOGC+CS-LBP算法提取的特征对人脸图像变化具有较好的鲁棒性,相比LBP和CS-LBP算法,提高了识别率,证实了文中所提算法的可行性和有效性。

参考文献

- [1] 李耀东,崔霞,肖柏华,等. 自动人脸识别技术综述[J]. 计算机科学,2002,29(12):1-11
- [2] Andrea F A, Michele N, Daniel R, et al. 2D and 3D face recognition: a survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(14): 1885-1906
- [3] Wiskott L, Fellous J-M, Krüger N, et al. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7)
- [4] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041
- [5] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. J. Cogn. Neurosci, 1991, 3(1): 71-86
- [6] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J, et al. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. on PAMI, 1997, 19(7): 711-720
- [7] Moghaddam P A, Starner B T. View-based and modular eigenspaces for face recognition[C]//Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994: 84-91
- [8] Marko H, Matti P, Cordelia S. Description of interest regions with center-symmetric local binary pattern[C]//Conference on Computer Vision Graphics and Image Processing. 2006, 4338: 58-69
- [9] Lee T S. Image representation using 2 D Gabor wavelets [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971
- [10] Marcel S, Rodriguez Y, Heusch G. On the recent use of local binary patterns for face authentication[J]. International Journal of Image and Video Processing, 2007
- [11] Zhang W C, Shan S G, Gao W, et al. Local gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition[C]//10th IEEE International Conference on Computer Vision. 2005: 786-791

(上接第253页)

- [6] Xu Dong, Yan Shuicheng, Tao Dacheng, et al. Marginal fisher analysis and its variants for human gait recognition and content-based image retrieval [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2007, 16(11): 2811-2821
- [7] 宋枫溪,程科,杨静宇. 最大散度差和大间距线性投影与支持向量[J]. 自动化学报, 2004, 30(6): 890-896
- [8] 刘永俊,陈才扣. 最大散度差鉴别分析及人脸识别[J]. 计算机工

程与应用, 2006, 42(34): 208-210

- [9] Yang Jian, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137
- [10] Yang Jian, Yang J Y. From image vector to matrix: a straightforward image projection IMPCA vs. PCA [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(9): 1997-1999